

基于可见光指纹的室内高精度定位方法

曹燕平, 李晓记^{1,2*}, 胡云云¹

¹桂林电子科技大学信息与通信学院认知无线电与信息处理教育部重点实验室, 广西 桂林 541004;

²广西信息科学实验中心, 广西 桂林 541004

摘要 考虑室内复杂环境对可见光定位精度的影响,提出了一种基于可见光指纹的室内定位方法。利用定位终端接收来自室内不同 LED 发出的信号强度信息,构建特征,将物理坐标作为标签,采用支持向量机回归(SVR)算法学习模型,确定移动目标粗略的位置范围。同时,为了进一步优化定位性能,以该位置范围作为限制条件,采用指纹定位算法实现更精确的定位。将所提定位方法在 $4\text{ m}\times 4\text{ m}\times 3\text{ m}$ 的空间区域中进行了实验。结果表明,该方法定位误差小于 1 cm 的概率为 67.5%,与 SVR 定位算法相比,平均定位精度提高了 93.98%;与传统的基于指纹的定位方法相比,该方法可以在更低复杂度的情况下实现更精确的定位,有效提高了室内定位精度及其数据的利用率。

关键词 光通信; 室内定位; 信号强度; 支持向量机回归; 指纹定位算法

中图分类号 TN929.1

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.160601

Visible Light Fingerprint-Based High-Accuracy Indoor Positioning Method

Cao Yanping¹, Li Xiaoji^{1,2*}, Hu Yunyun¹

¹Key Laboratory of Cognitive Radio and Information Processing, Ministry of Education, School of Information and Communication, Guilin University of Electronic Technology, Guilin, Guangxi 541004, China;

²Guangxi Experiment Center of Information Science, Guilin, Guangxi 541004, China

Abstract Considering the influences of complex indoor environments on the accuracy of visible light positioning, an indoor positioning method based on the visible light fingerprint is proposed. This method uses a positioning terminal to receive the signal strength information generated by different LEDs in a room to construct features, and the physical coordinates are used as labels. Then, a support vector machine regression (SVR) algorithm learning model is adopted to determine the rough position range of a moving target. Simultaneously, to further optimize the positioning performance, a fingerprint positioning algorithm is used to achieve more accurate positioning with the location range as the limiting condition. The proposed positioning method is tested in a spatial region of $4\text{ m}\times 4\text{ m}\times 3\text{ m}$. The results show that the probability of achieving a positioning error of less than 1 cm is 67.5%. Compared to the SVR positioning algorithm, the proposed method can improve the average positioning error by 93.98%. Compared to the traditional fingerprint-based localization method, the proposed method can achieve more accurate localization with lower complexity. Both the accuracy of the indoor positioning and the utilization rate of the data are effectively improved by the proposed method.

Key words optical communications; indoor positioning; signal strength; support vector machine regression; fingerprint localization algorithm

OCIS codes 060.4510; 230.5170

收稿日期: 2019-02-18; 修回日期: 2019-02-28; 录用日期: 2019-03-14

基金项目: 国家自然科学基金(61761014)、中国博士后科学基金(2016M602921XB)、广西信息科学实验中心项目(PT1604)、广西自然科学基金(2016GXNSFBA38014)

* E-mail: 46941917@qq.com

1 引言

随着可见光通信(VLC)技术的迅速发展,可见光定位(VLP)因精度高、成本低、可移植性好和系统易搭建等优势,逐渐跻身于现阶段主流的定位系统行列,成为相关行业的研究热点^[1-3]。可见光通信作为一种新兴的无线通信方式,具有传输速率高、机密性强和抗电磁干扰能力强等特点^[4-7]。可见光定位技术建立于可见光通信的基础上,主要应用于机场、大型商场和地下停车场等环境,可见光定位技术和现有射频无线定位技术的优势互补,可能成为发展趋势。

目前,可见光定位技术已被深入研究。各种使用LED的室内定位技术都得到了应用,包括接收信号强度(RSS)^[8-10]、到达角度(AOA)^[11]、时间到达时间(TOA)^[12]和到达时间差(TDOA)^[13]等。同时,随着大数据处理技术的发展,机器学习在基于无线电室内定位中得到了广泛研究,如WiFi、ZigBee和超宽带^[14-17]。研究证明基于机器学习的方法在应对RSS波动方面的准确性和稳健性优于传统的RSS方法。机器学习也正逐渐应用于可见光室内定位系统。文献[18]中首次将机器学习方法引入可见光定位系统中,提出一种使用两个LED和一种聚类方法的半亚米级可见光定位算法。该系统中,发射机以不同频率调制发射光信号的RSS,接收机提取调制信号,最后对提取的调制信号作三维均匀采样,同时对获得的指纹图进行插值、训练和测试,最终在4.3 m×4 m×4 m的室内环境中接收器的平均定位精度可达0.31 m。文献[19]中提出了基于可见光接收信号强度组合多个分类器的定位技术,与现有的基于RSS的算法不同,采用几种代表性的机器学习算法训练基于RSS指纹的多个分类器,通过网格无关最小二乘和网格相关最小二乘实现均方位位置误差小于5 cm的概率分别提高93.03%和93.15%。文献[20]中提出基于人工神经网络的可见光定位算法,利用训练有素的神经网络对漫射信道进行定位时平均定位误差相对于RSS定位算法减小了92.66%。

基于室内LED信号强度数据量大、稳定等优势,本文将同处一个室内环境的可见光信号数据导出并进行数据分析,增加了数据的利用率。从理论上分析了定位终端的定位原理及其可见光信号信道模型。结合机器学习支持向量机回归(SVR)算法,粗略定位出定位终端的位置范围。在位置范围内再利用传统的指纹定位算法作进一步定位,从而确保

在低成本和低复杂性条件下进行室内高精度定位。实验证明,该定位方法在4 m×4 m×3 m的空间区域内定位误差小于1 cm的概率为67.5%,与SVR定位算法相比,平均定位精度提高了93.98%;与传统的指纹匹配定位方法相比,能以更低的复杂度实现更精确的定位,有效提高了室内定位精度及其数据的利用率。

2 定位系统

2.1 定位模型

室内定位场所为4 m×4 m×3 m的实验室区域,如图1所示。当定位时,定位点(LP)基于接收的参考信号强度实现位置估计。基于信号强度的接收原理,定位需要的参数是LED发送端到定位终端之间传输信号强度的实时数据。然而,在实验中,因不同LED形成的照射辐射区域彼此重叠,故可以确保辐射区域中的LP能够同时接收来自不同LED的信息。LP的接收装置可以位于房间的任意位置。考虑室内LED布置的实际情况,选择正方形拓扑,设定LED位置分别为LED1(0.5, 3.5, H)、LED2(0.5, 0.5, H)、LED3(3.5, 0.5, H)和LED4(3.5, 3.5, H),H为天花板平面距地面高度。

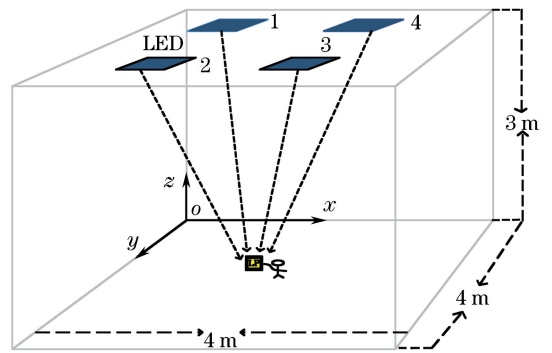


图1 可见光室内定位系统模型

Fig. 1 Model of visible light indoor positioning system

2.2 信道模型

VLC定位系统使用LED作为参考信号发射源,且直射信号强度远大于反射信号强度,因此仅考虑直射信号。在光直射信道(LOS)中,如果传输距离远大于接收端处光检测器的尺寸,则接收到的辐照度在检测器表面几乎恒定,并认为到达接收器表面的时间恒定,则信道的传输函数为

$$\begin{cases} H(\psi) = (m+1)A \cos^m \psi T_s(\psi) \cdot \\ g(\psi) \cos \psi / (2\pi r^2), 0 \leq \psi \leq \psi_c, \\ H(\psi) = 0, \psi_c < \psi \end{cases} \quad (1)$$

式中: A 为 LP 的接收面积; ψ 为轴线与入射光的夹角; $T_s(\psi)$ 为光滤波增益; $g(\psi)$ 为光学透镜会聚信号增益, 将 $T_s(\psi)g(\psi)$ 视为恒定常数 c , ψ_c 为视场半角宽度; φ 为 LED 灯垂直轴线与发射光之间的夹角; r 为 LED 灯与接收器的距离; m 为朗伯级数, $m = -\ln 2 / \ln(\cos \varphi_{1/2})$, $\varphi_{1/2}$ 为 LED 灯半功率角。

因此, 对于 VLC 系统, 如果发送的信号为 $x(t)$, 那么通过 LOS 信道到达接收端的信号可表示为

$$y(t) = H(0) \cdot x(t) + n(t), \quad (2)$$

式中: $n(t)$ 为接收信号的噪声。分析表明, 热噪声和背景辐射产生的散弹噪声对信号的影响占主导地位, 其他噪声的影响较小。因此, 模型建模时通常采用均值为 0、方差为 $\sigma^2 = \sigma_{\text{shot}}^2 + \sigma_{\text{thermal}}^2$ 的加性高斯白噪声(AWGN), 其中 σ_{shot}^2 为散弹噪声方差, $\sigma_{\text{thermal}}^2$ 为热噪声方差。

考虑到不同 LED 发出的光在自由空间传播过程中会产生叠加效应, 为了获取不同 LED 发出的信号, 实验场景下, 对电源开关采用延时技术, 将每盏 LED 灯发出的信号在时域上错开, 并为每盏 LED 灯分配不同的身份标签(LED-ID)。LP 接收到信号光后, 经过信号处理模块, 可以提取出 4 盏 LED 灯发出的信号光功率, 由接收光功率组成的向量可以表示为

$$\mathbf{P} = [P_1, P_2, P_3, P_4], \quad (3)$$

最后将 \mathbf{P} 输入 SVR 算法的学习模型中, 可以粗略地计算出未知 LP 的位置坐标。

3 基于 SVR 定位方法

3.1 位置估计

由于室内场景的复杂性以及噪声等干扰的存在, 位置与对应位置的映射关系难以确定, 因此, 选择 SVR 作为模型定位方法, 可获得与环境无关的统计模型。将各训练点的指纹信息作为输入, 通过学习, 即可获得预测位置坐标。

为了获得关于可见光信号强度与位置坐标的非线性关系, 通过非线性映射方式将原始数据映射到高维空间中。假设训练样本集 $T = \{\mathbf{X}_i, y_i\}$, $i = 1, 2, \dots, n$, 式中: n 为训练样本总量; \mathbf{X}_i 为第 i 个训练样本; y_i 为 \mathbf{X}_i 对应的物理位置坐标, 则存在一个超平面, 即

$$\mathbf{w}^T \mathbf{X}_i + b = 0, \quad (4)$$

式中: \mathbf{w} 为分类超平面的权重向量; b 为误差项。将不同类别的可见光信号强度数据分隔开, 则

$$\begin{cases} \langle \mathbf{w}^T \mathbf{X}_i \rangle + b \geq +1, & y_i \in \alpha \\ \langle \mathbf{w}^T \mathbf{X}_i \rangle + b \leq -1, & y_i \notin \alpha \end{cases}, \quad (5)$$

式中: α 为随机划分的物理坐标的集合。定义函数为

$$f(\mathbf{X}_i) = \mathbf{w}^T \mathbf{X}_i + b, \quad (6)$$

函数间隔为

$$\gamma = y_i f(\mathbf{X}_i) = y_i (\mathbf{w}^T \mathbf{X}_i + b), \quad (7)$$

几何间隔为

$$\gamma = y_i \frac{f(\mathbf{X}_i)}{\|\mathbf{w}\|} = \frac{\gamma}{\|\mathbf{w}\|}. \quad (8)$$

为了便于优化, 将函数间隔 γ 设为 1, 为使超平面上所有点中距离最近的点具有最大间隔, 构造优化目标函数

$$\min \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2$$

$$\text{s.t. } |y_i - (\mathbf{w}^T \mathbf{X}_i + b)| \leq \epsilon, i = 1, 2, \dots, n, \quad (9)$$

式中: ϵ 为不敏感系数, 用于控制拟合精度。引入两个松弛变量, 则(9)式变为

$$\min \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi'_i)$$

$$\text{s.t. } y_i - (\mathbf{w}^T \mathbf{X}_i + b) \leq \epsilon + \xi_i, i = 1, 2, \dots, n$$

$$(\mathbf{w}^T \mathbf{X}_i + b) - y_i \leq \epsilon + \xi'_i, \quad (10)$$

式中: C 为常数; $\xi_i \geq 0$, $\xi'_i \geq 0$, 且均为松弛变量。构造拉格朗日函数, 可得

$$L(\mathbf{w}, b, \alpha_i, \alpha'_i, \beta, \beta') = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \cdot$$

$$\sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi'_i) - \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i - (\mathbf{w}^T \mathbf{X}_i + b) - \epsilon - \xi_i] -$$

$$\sum_{i=1}^n \alpha'_i [(\mathbf{w}^T \mathbf{X}_i + b) - y_i - \epsilon - \xi'_i] -$$

$$\sum_{i=1}^n (\beta \xi_i + \beta' \xi'_i), \quad (11)$$

式中: $\alpha_i, \alpha'_i, \beta, \beta'$ 均为拉格朗日乘子。对(11)式各参数分别求偏导, 并令其为零, 可得

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = 0 \Rightarrow \mathbf{w} = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha'_i) \mathbf{X}_i \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha'_i) = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \xi_i} = 0 \Rightarrow C - \alpha_i - \beta_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \xi'_i} = 0 \Rightarrow C - \alpha'_i - \beta'_i = 0 \end{cases}, \quad (12)$$

将(12)式代入(6)式, 求解得

$$f(\mathbf{X}_i) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha'_i) \cdot KE(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j) + b, \quad (13)$$

式中: $KE(\cdot)$ 为核函数, 选择径向基核函数作为核函数, 则 SVR 变为

$$f(\mathbf{X}_i) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha'_i) \exp\left(-\frac{\|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j\|^2}{2\sigma^2}\right) + b, \quad (14)$$

使用网格参数优化和交叉验证法确定参数。训练阶段得到模型, 定位阶段将实时采集到的可见光信号强度数据代入, 可分别输出两维的物理位置坐标。

3.2 定位误差最小化

为了进一步提高定位算法的精度, 把指纹匹配算法的思想应用到室内可见光定位算法中, 将 SVR 机器学习算法确定的 LP 粗略位置范围作为限定条件, 通过指纹匹配法查找指纹库中与 P 相似的指纹, 最后根据相似指纹所对应的位置坐标, 计算出 LP 的精确位置坐标。其原理为: 假设通过 SVR 确定 LP 的位置坐标的估计值为 r , 实际定位过程中, 由于接收到的可见光信号会受到环境噪声、多径效应等因素的影响, 由 SVR 得到的 LP 位置会与实际位置存在误差。如果已知 SVR 机器学习算法产生的最大定位误差为 ϵ_{tri} , 可以得到 LP 的真实位置坐标 ζ 与估计位置 r' 的关系式为

$$|r' - \zeta| \leq \epsilon_{\text{tri}}. \quad (15)$$

可以确定 LP 可能的位置范围 S 是以 r' 为圆心、 ϵ_{tri} 为半径的圆, 与定位区域的相交区域如图 2 所示。

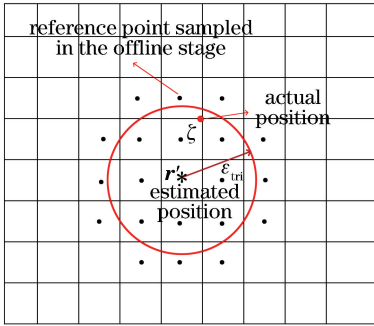


图 2 位置范围示意图

Fig. 2 Diagram of location range

在位置范围 S 内建立指纹库 $\mathbf{R} = [[\mathbf{R}_1, \mathbf{l}_1]^T, [\mathbf{R}_2, \mathbf{l}_2]^T, \dots, [\mathbf{R}_N, \mathbf{l}_N]^T]^T$, 其中 N 为 S 内的指纹个数; $\mathbf{R}_N = [P_{r,1}^{(N)}, P_{r,2}^{(N)}, P_{r,3}^{(N)}, P_{r,4}^{(N)}]^T$ 为第 N 个参考点的指纹; $\mathbf{l}_N = (x_N, y_N)$ 为第 N 个参考点的位置。然后再将这些指纹与线上定位时在未知位置处实际接收的光功率指纹向量 \mathbf{P} 对比, 计算匹配程度, 匹配程度的衡量标准为 \mathbf{P} 与 \mathbf{R} 内指纹的欧氏距离, 距离越小, 匹配程度越高。 \mathbf{P} 与指纹的欧氏距离 L_2 表达式为

$$L_2(\mathbf{P}, \mathbf{R}_N) = \|\mathbf{P} - \mathbf{R}_N\|_2, \quad (16)$$

式中: $\|\cdot\|_2$ 为二范数算子。按照匹配程度排序, 选择匹配程度最高的前 M 个指纹 \mathbf{R}_M , 对应位置坐标为 \mathbf{l}_M , 则 LP 的位置坐标以欧氏距离为权重, M 个指纹平均值为定位点坐标, 即

$$\hat{\mathbf{r}} = \frac{1}{\sum_{j=1}^M L_2(\mathbf{P}, \mathbf{R}_j)} \sum_{j=1}^M l_j L_2(\mathbf{P}, \mathbf{R}_j), \quad j = 1, 2, \dots, M. \quad (17)$$

4 实验装置及结果

为了验证定位方法的有效性, 选取上述应用模型, 设计相关实验, 如图 4 所示。LED 相关参数如下: LED 个数为 4, 单个 LED 发送光功率 $p = 10$ W。LED 的位置分别为 LED1(0.5, 3.5, 3) m、LED2(0.5, 0.5, 3) m、LED3(3.5, 0.5, 3) m 和 LED4(3.5, 3.5, 3) m。在接收端, LP 作为信号接收器, 被水平放置于定位区域内的任意位置, 其有效接收面积为 $9.8 \text{ m} \times 9.8 \text{ mm}$, 负责接收光信号光功率, 最后再根据上述定位算法, 计算出 LP 的位置。

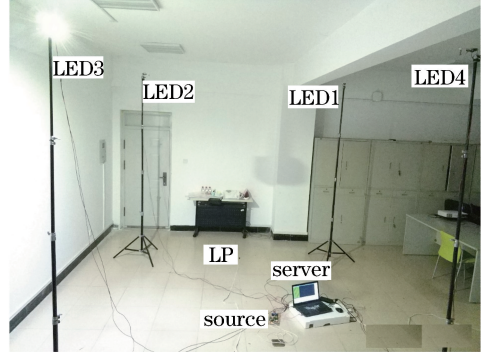


图 3 实验装置及定位场景

Fig. 3 Experimental setup and location scene

实验环境面积为 $4 \text{ m} \times 4 \text{ m}$, 定位区域的面积为 $2 \text{ m} \times 2 \text{ m}$, 将定位区域均匀划分成 20×20 个小区域, 每个小区域的面积为 $0.1 \text{ m} \times 0.1 \text{ m}$, 在每个小区域内选取一个参考点。为了验证定位方法的有效性, 在定位区域内均匀选取 200 个与参考点坐标不相同的测试点计算定位误差。

首先, 分析 SVR 定位精度, 确定 LP 可能的位置分布范围。通过测量每个测试点的定位误差, 得到了 SVR 定位法的定位误差分布, 如图 4 所示。可以看出, 三角定位法的最大定位误差为 0.362 m , 平均定位误差为 0.216 m , 因此经过 SVR 机器学习定位法预测出 LP 的位置坐标后, 可以确定 LP 的位置分布范围在以估计位置为圆心, 半径为 $\epsilon_{\text{tri}} = 0.36 \text{ m}$

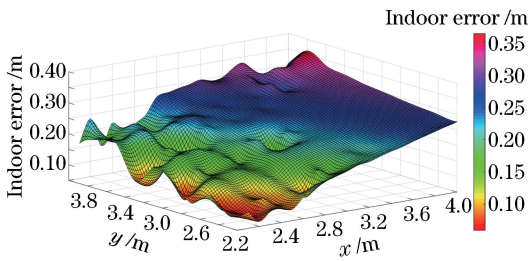
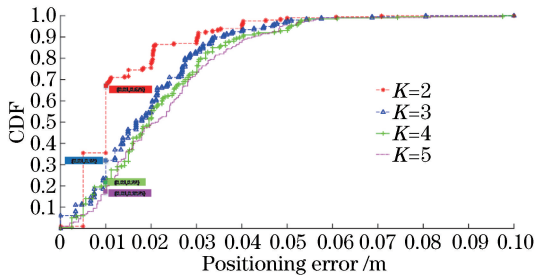


图4 SVR定位误差分布

Fig. 4 Location error distribution of SVR

的圆与定位区域的相交区域内,考虑到实验划分的小区域边长为 0.1 m,将 ϵ_{in} 设为 0.4 m。

然后以位置范围为限制条件,通过指纹匹配算法最终计算出 LP 的更精确的位置坐标。为确定最佳相邻参考点数 K 值,图 5 显示了定位误差在 $K = 2, 3, 4, 5$ 时的累计分布(CDF)。其平均定位误差分别为 0.013, 0.019, 0.022, 0.023 m, 最大定位误差分别为 0.0708, 0.081, 0.098, 0.097 m, 且定位误差小于 1 cm 的概率分别为 67.5%, 32%, 22%, 18.25%。综合考虑,当 $K = 2$ 时的定位效果最好,与 SVR 机器学习定位方法相比,最大定位误差减少了 80.44%,平均定位精度提高了 93.98%。

图5 不同 K 值定位误差累计分布Fig. 5 CDF of location error for different values of K

为了证明本文定位方法能够有效提高定位精度,实验比较了本文定位方法、SVR 机器学习定位方法和指纹匹配方法的定位误差累计分布,如图 6 所示。可以看出,本文定位方法的定位效果明显优于其他 2 种方法。经过计算可知,这 3 种方法的定位误差小于 1 cm 的概率分别为 67.5%, 0, 35.5%; 最大定位误差分别为 0.0708, 0.362, 0.073 m; 平均定位误差分别为 0.013, 0.216, 0.016 m。与传统的指纹匹配定位法相比,本文方法的平均定位精度提高 18.75%,最大定位误差减少 3.01%;与 SVR 机器学习定位方法相比,本文方法的平均定位精度提高 93.98%,最大定位误差减少 80.44%。因此,与基于可见光接收强度的其他 2 种定位方法相比,本文定位方法显著提高了定位精度。

同时理论上,传统的定位算法每次定位都需要匹配 200 次,而本文方法仅需匹配 16 次,匹配次数平均减少了 92%。而且服务器采集数据量越大,SVR 定位模型的定位越准确,位置范围也越小,匹配次数下降量越明显。所以,本文定位算法在定位计算量和定位精度方面都比传统的基于指纹的定位方法更具优势。

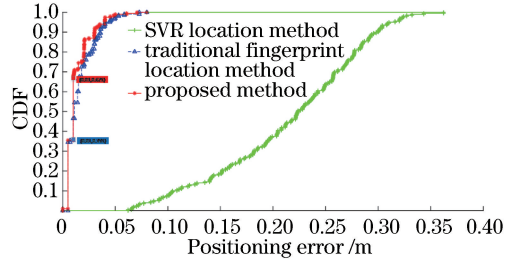


图6 不同方法的定位误差累计分布

Fig. 6 CDF of location error for different methods

5 结 论

从室内照明 LED 大量的信号强度数据出发,提出了一种基于指纹的室内可见光定位方法,利用 SVR 机器学习定位方法极大地缩小了定位范围。再结合指纹匹配算法进一步优化了定位结果。实验证明,该方法可以在较低计算复杂度的前提下,实现了高精度定位;在 $4\text{ m} \times 4\text{ m} \times 3\text{ m}$ 的空间环境下,该方法最大定位误差为 7.08 cm,平均定位误差为 1.3 cm。一方面,与传统的指纹匹配算法相比,其可以在复杂度较低的前提下实现更精确的定位;另一方面,充分利用了室内场景下的可见光产生的大量信号强度数据,提高了数据的利用率。室内场景区域越来越大,在更多的室内场景下实现定位研究将是下一步的研究重点,此外,如何将机器学习算法更好地运用到室内定位中也将是值得深入研究的方向。

参 考 文 献

- [1] Zhao J Q, Chi N. Comparative research on several key indoor positioning technologies based on LED visible light communication [J]. Light & Lighting, 2015, 39(1): 34-41.
赵嘉琦, 迟楠. 室内 LED 可见光定位若干关键技术的比较研究 [J]. 灯与照明, 2015, 39(1): 34-41.
- [2] Do T H, Yoo M. An in-depth survey of visible light communication based positioning systems [J]. Sensors, 2016, 16(5): 678.
- [3] Jiang Y L. Research on indoor visible light

- positioning system based on RSSI and image sensor [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2014.
- 江运力. 基于 RSSI 及图像传感器室内可见光定位系统研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2014.
- [4] He S Y. Research on key technologies of indoor visible light communication systems [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2013.
- 何胜阳. 室内可见光通信系统关键技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.
- [5] Wang L. Visible light communication source layout and modulation techniques [D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2016.
- 王莉. 可见光通信中光源布局与调制技术研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2016.
- [6] Ding J P. Visible light communications indoor channel modeling & performance optimization [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2013.
- 丁举鹏. 可见光通信室内信道建模及性能优化[D]. 北京: 北京邮电大学, 2013.
- [7] Bai B, Tian H, Li X B. Wireless positioning algorithm based on light emitting diode lights and camera calibration [J]. Chinese Journal of Lasers, 2015, 42(2): 0205003.
- 白勃, 田骅, 李晓波. 基于发光二极管光源的相机定标无线定位算法 [J]. 中国激光, 2015, 42(2): 0205003.
- [8] Kim H S, Kim D R, Yang S H, *et al.* An indoor visible light communication positioning system using a RF carrier allocation technique [J]. Journal of Lightwave Technology, 2013, 31(1): 134-144.
- [9] Jeong E M, Yang S H, Kim S K, *et al.* Tilted receiver angle error compensated indoor positioning system based on visible light communication [J]. Electronics Letters, 2013, 49(14): 890-892.
- [10] Mousa F I K, Le-Minh H, Ghassemlooy Z, *et al.* Indoor localization system utilizing two visible light emitting diodes [J]. Optical Engineering, 2016, 55(11): 116114.
- [11] Eroglu Y S, Guvenc I, Pala N, *et al.* AOA-based localization and tracking in multi-element VLC systems[C] // 2015 IEEE 16th Annual Wireless and Microwave Technology Conference (WAMICON), April 13-15, 2015, Cocoa Beach, FL, USA. New York: IEEE, 2015: 15201591.
- [12] Wang T Q, Sekercioglu Y A, Neild A, *et al.* Position accuracy of time-of-arrival based ranging using visible light with application in indoor localization systems [J]. Journal of Lightwave Technology, 2013, 31(20): 3302-3308.
- [13] Nadeem U, Hassan N U, Pasha M A, *et al.* Highly accurate 3D wireless indoor positioning system using white LED lights [J]. Electronics Letters, 2014, 50(11): 828-830.
- [14] Huang G B, Zhou H M, Ding X J, *et al.* Extreme learning machine for regression and multiclass classification [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 2012, 42(2): 513-529.
- [15] Breiman L. Random forests [J]. Mach Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [16] Liu H, Darabi H, Banerjee P, *et al.* Survey of wireless indoor positioning techniques and systems [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 2007, 37(6): 1067-1080.
- [17] Pan S J, Tsang I W, Kwok J T, *et al.* Domain adaptation via transfer component analysis [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(2): 199-210.
- [18] Saadi M, Ahmad T, Zhao Y, *et al.* An LED based indoor localization system using k-means clustering [C] // 2016 15th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA), December 18-20, 2016, Anaheim, CA, USA. New York: IEEE, 2016: 246-252.
- [19] Guo X S, Shao S H, Ansari N, *et al.* Indoor localization using visible light via fusion of multiple classifiers [J]. IEEE Photonics Journal, 2017, 9(6): 7803716.
- [20] Huang H Q, Yang A Y, Feng L H, *et al.* Artificial neural-network-based visible light positioning algorithm with a diffuse optical channel [J]. Chinese Optics Letters, 2017, 15(5): 050601.